

(此處由本局於收
文時黏貼條碼)

發明專利申請書

(本申請書格式、順序，請勿任意更動，※記號部分請勿填寫)

※申請案號： ※案由：10000 事務所或申請人案件編號：
(可免填)

※申請日： ※IPC分類：

☒ V 本案一併申請實體審查(案由：24704)

一、發明名稱：(中文/英文)

資料自動分群演算法 / Algorithm for Automatic Data Clustering

二、申請人：(共 1 人)(多位申請人時，應將本欄位完整複製後依序填寫，姓名或名稱
欄視身分種類填寫，不填寫的部分可自行刪除)

(第 1 申請人)

國籍：☒ 中華民國 ☐ 大陸地區 (☐ 大陸、☐ 香港、☐ 澳門)
☐ 外國籍：_____

身分種類：☐ 自然人 ☒ 法人、公司、機關、學校

ID： 52024101

名稱：(中文) 國立中興大學

(英文) National Chung Hsing University

(簽章)

代表人：(中文) 蕭介夫

(英文) SHAW, JEI FU

(簽章)

地址：(中文) 台中市南區國光路 250 號

(英文) No. 250, Guoguang Rd., South Dist., Taichung City 402, Taiwan

☐ 註記此申請人為應受送達人

聯絡電話及分機：

傳真：

E-MAIL：

◎代理人：(多位代理人時，應將本欄位完整複製後依序填寫)

ID：

姓名： 姓： 蔡

名： 坤旺

(簽章)

證書字號： 專證字第 A0173 號

地址：台北市中山區長安東路 2 段 81 號 3 樓之 1

聯絡電話及分機： 02-25073273

傳 真：

E-MAIL：

三、發明人：(共 3 人)(多位發明人時，應將本欄位完整複製後依序填寫)

(第 1 發明人)

ID： S101302438

國籍： 中華民國

姓名： 姓： 蔡

名： 志成

Family.
name. TSAI

Given
name : JHY-CHERNG

(第 2 發明人)

ID： L123168434

國籍： 中華民國

姓名： 姓： 陳

名： 韋任

Family.
name. CHEN

Given
name : WEI-GEN

(第 3 發明人)

ID： N120744603

國籍： 中華民國

姓名： 姓： 盧

名： 銘詮

Family.
name. LU

Given
name : MING-CHYUAN

四、聲明事項：

☒ 主張新穎性優惠期：

依專利法第 22 條第 2 項 ☒ 第 1 款或 ☐ 第 2 款規定之事實，其事實發生日期

為：99 年 06 月 25~26 日。

☐ 主張優先權：

☐ 依專利法第 27 條第 1 項

【格式請依：受理國家(地區)、申請日、申請案號 順序註記】

1.

2.

☐ 依專利法第 29 條第 1 項

【格式請依：申請日、申請案號 順序註記】

1.

2.

☐ 主張利用生物材料：

☐ 依專利法第 30 條須寄存生物材料者：

國內生物材料 【格式請依：寄存機構、日期、號碼 順序註記】

國外生物材料 【格式請依：寄存國家、機構、日期、號碼 順序註記】

☐ 依專利法第 30 條不須寄存生物材料者：

所屬技術領域中具有通常知識者易於獲得時，不須寄存。

五、說明書頁數、請求項數及規費：

說明書：(14) 頁，圖式：(22) 頁，合計共 (36) 頁；

申請專利範圍之請求項合計 (8) 項。

規費：共計新台幣 10500 元整。

☐ 發明專利申請案未附英文說明書，所檢附之申請書中發明名稱、申請人姓名或名稱、發明人姓名及說明書摘要同時附有英文翻譯者，申請費減收新台幣 800 元。

(1.申請發明專利規費為每件新台幣 3500 元整；

2.一併申請實體審查，專利說明書及圖式合計在 50 頁以下，且申請專利範圍之請求項合計在 10 項以內者，每件新台幣 7000 元；請求項超過 10 項者，每項加收新台幣 800 元；說明書及圖式超過 50 頁者，每 50 頁加收新台幣 500 元；其不足 50 頁者，以 50 頁計。)

六、附送書件：

☒ 1、說明書一式 3 份。

☒ 2、必要圖式一式 3 份，圖式共 (22) 圖。

☐ 3、申請權證明書 1 份。

☐ 4、委任書 1 份。

☐ 5、外文說明書一式 2 份，說明書共 () 頁。

☐ 6、外文圖式一式 2 份，圖式共 () 圖。

☐7、依專利法第 27 條第 1 項主張優先權，證明文件正本及首頁影本各 1 份、首頁中譯本 2 份。

(應於申請專利同時提出聲明，並於申請書中載明在外國之申請日、申請案號及受理國家)

☐8、依專利法第 29 條第 1 項主張優先權，先申請案說明書及圖式各 1 份。

(應於申請專利同時提出聲明，並於申請書中載明先申請案之申請日及申請案號)

☐9、如有影響國家安全之虞之申請案，其證明文件正本 1 份。

☐10、主張專利法第 30 條有關生物材料寄存之申請案：

☐國外寄存機構出具之寄存證明文件正本 1 份。

☐國內寄存機構出具之寄存證明文件正本 1 份。

☐所屬技術領域中具有通常知識者易於獲得之證明文件 1 份。

☐11、主張專利法第 22 條第 2 項☐第 1 款或☐第 2 款規定之事實證明文件 1 份。

☐12、生物材料存活證明文件正本 1 份。

☐13、其他：

發明專利說明書

(本說明書格式、順序，請勿任意更動，※記號部分請勿填寫)

※ 申請案號：

※ 申請日：

※IPC 分類：

一、發明名稱：(中文/英文)

資料自動分群演算法 / Algorithm for Automatic Data Clustering

二、中文發明摘要：

一種資料自動分群演算法，最主要的特點為不需任何的參數設定即可找尋出最佳的分群，包括下列步驟：初始資料正規化後開始彼此競爭，找出首數個優勝資料點並紀錄對應的距離總和後繪製其收斂圖形，透過計算找出收斂圖形中線段轉折最大處，用以決定收斂群集數；爾後計算各點資料與收斂群集數之優勝資料點的距離，透過競爭以進行群集分群，並決定最終之各群群集中心，再據以將所有資料各別分群。

三、英文發明摘要：

四、指定代表圖：

(一)本案指定代表圖為：第（ 一 ）圖。

(二)本代表圖之元件符號簡單說明：

五、本案若有化學式時，請揭示最能顯示發明特徵的化學式：

六、發明說明：

【發明所屬之技術領域】

本發明係涉及資料探勘領域，特別是關於一種不需任何的參數設定即可找尋出最佳分群之演算法。

【先前技術】

資料分群分析的應用相當廣泛，例如工程科學、電腦科學、資訊科學、生物科學，例如在科技與商業應用等各個領域裡往往要分析由實驗量測或市場收集的資料，以利進行後續調控或投資等決策的依據，因此常需要將資料分類或分群。目前資料處理常見的方法包括類神經網路、貝氏網路、模糊邏輯、約略集合理論及基因演算法，而這些資料方法中，資料分群是最重要的一個環節，將資料分組成群，以利後續分別針對個別群體作進一步的分析。

目前雖有許多不同的資料分群演算法，但是這些分群演算法皆需要參數的輸入，不同的參數組合將導致分群品質的優劣不一，因此亟需一個能夠不需任何參數並能快速而正確的分群演算法，作為後續的資料處理分析的應用。

常見的資料分群演算法主要可以分為下列幾類，而這些演算法的缺點分述如下：

階層式分群演算法(Hierarchical Clustering Algorithms)：分群結果的正確性依賴特定的門檻值。

切割式分群演算法(Partition Clustering Algorithms)：需給定欲分群數目或迭代次數，若給定之分群數並非正確分群數，將產生缺乏分群或過渡

分群，另有局部解問題。

密度基礎式分群演算法(Density-based Clustering Algorithms)：需給定半徑與密度等設定值，參數設定通常以歷史經驗或專家知識為依據，較難有一個客觀的角度去認定。

網格基礎式分群演算法(Grid-based Clustering Algorithms)：會因為網格切割的疏密而有不同的分群結果。

【發明內容】

在科技與商業應用等各個領域裡往往要分析由實驗量測或市場收集的資料，以利進行後續調控或投資等決策的依據，因此常需要將資料分類或分群。目前的分群演算法皆需提供判斷參數，而分群效果和所輸入的參數相關，本發明最主要的特點為不需任何的參數設定即可找尋出最佳的分群，以解決目前方法的缺點。

本發明為一種資料自動分群演算法，包括下列步驟：初始資料正規化後開始彼此競爭，找出首數個優勝資料點並紀錄對應的距離總和後繪製其收斂圖形，透過計算找出收斂圖形中線段轉折最大處，用以決定收斂群集數；爾後計算各點資料與收斂群集數之優勝資料點的距離，透過競爭以進行群集分群，並決定最終之各群群集中心，再據以將所有資料各別分群。

本發明最主要的特點為不需任何的參數設定即可找尋出最佳的分群數，以解決上述方法的缺點。

【實施方式】

有鑑於此，本發明針對上述方法的缺點，在不需任何的參數設定下，即可找尋出最佳的分群數，以利後續資料的應用。本發明之實施方式說明

如下：

如第一圖，本發明之分群演算法，包括下列步驟：

初始資料正規化後開始彼此競爭，找出首數個優勝資料點(Winner Point, WP)並紀錄對應的成本後繪製其收斂圖形，透過計算找出收斂圖形中線段轉折最大處，用以決定收斂群集數；爾後計算各點資料與收斂群集數之優勝資料點的成本，透過競爭以進行群集分群，並決定最終之各群群集中心(Cluster Center, CC)。

上述第一個優勝資料點乃指 N 筆資料中，計算每一資料點相對於其他點(包含自身點)的距離值(自身點的距離即為 0)，將這些距離的加總視為成本，這 N 個成本中，最小者其所對應的資料點即為第一個優勝資料點。

上述尋找首數個優勝資料點的過程中，第 k 個優勝資料點的尋找需與首 $(k-1)$ 個優勝資料點同時競爭，亦即在首 $(k-1)$ 個優勝資料點存在的情形下，其他 $[N-(k-1)]$ 個資料點依序作為第 k 優勝資料點，此時資料暫分為 k 群，每個資料點以與最近優勝資料點之距離做為該資料點之成本。在第 k 個優勝資料點找尋過程中， $(N-(k-1))$ 個資料點所對應的 $(N-(k-1))$ 個成本中之最小者為第 k 個優勝資料點。

上述收斂圖形乃指橫軸為優勝資料點個數，縱軸為成本，將各點連線後所構成的圖形，線段轉折最大處用以決定收斂群集數。

在確定分群數為 p 群後，將所有資料點與首 p 個優勝資料點重新競爭，以成本最小為依據，找出每個資料點應歸屬於 p 群之中的哪一群，此即意謂 p 個優勝資料點之兩兩垂直平分線予以劃分群集。最後將各群所包含的資料點加以平均以找出各群群心。

針對過渡分群的群集，可利用統計及融合兩種手法將其改善之。

上述統計手法實施方式如下：第一優勝資料點可由原先的競爭決定，改為隨機選取，從第二優勝資料點才開始進行競爭，最後統計所有的分群數結果，最多次數之分群數即為較佳之分群數。

上述融合手法實施方式如下：透過群心距離與群集半徑的計算，可將過渡分群的群集做適當的融合整併；群集 a 與群集 b 需要融合的條件為"群集 a 的半徑大於群集 a、b 的群心距離"且"群集 b 的半徑大於群集 a、b 的群心距離"；融合後的新群心位置為原先兩群各自之百分之九十五可信程度資料點的幾何平均位置。

本發明在相似度量測上使用歐幾里得距離之計算，透過資料點彼此競爭之概念，找出優勝資料點(winner point, WP)，並將歐幾里得距離之和視為成本函數。今以第二圖之測試資料，每群十點共五群的資料為例來說明。首先進行第一優勝資料點的找尋，每一資料點相對於其他點(包含自身點)都會有一個歐幾里得距離，如第三圖所示，將這些歐幾里得距離加總可得到第*i*個資料點之歐幾里得距離總和表示為：

$$d_{i,sum} = \sum_{j=1}^{50} [\sum_{m=1}^k (z_m^{(i)} - z_m^{(j)})^2]^{1/2}$$

接著比較這50個資料點各自的歐幾里得距離總和，最小者即為優勝，並紀錄該最小歐幾里得距離總和數值與優勝資料點座標數值，如下式：

$$[sum_Edist1, winpoint1] = \min_{i=1}^{50} (d_{i,sum})$$

找出第一優勝資料點之後，以相同的方式找尋第二優勝資料點，但此

時需與第一優勝資料點同時競爭，亦即在第一優勝資料點存在的情形下，其他49個資料點依序作為第二優勝資料點，此時資料共分為兩群，每個資料點以與最近優勝資料點之距離作為該資料點之成本，如第四圖所示。在第二優勝資料點找尋過程中，49個資料點所對應的49個歐幾里得距離總和中之最小者，方為真正的第二優勝資料點，並紀錄當下歐幾里得距離總和數值與優勝資料點座標數值。爾後再以相同的方式找尋第三優勝資料點，但此時需與第一優勝資料點和第二優勝資料點同時競爭，以此類推直到找出第五十個優勝資料點，此時歐幾里得距離總和將為零。

第五圖至第八圖為第三優勝資料點到第六優勝資料點之競爭，從圖中可以發現五個優勝資料點的歐幾里得距離總和與六個優勝資料點的歐幾里得距離總和之數值相去不遠，表示資料在競爭分群過程中，當優勝資料點為五個的時候已達到收斂，即正確的分群數應為五群。第九圖為優勝資料點個數與歐幾里得距離總和之關係圖，從圖中更可明顯看出在優勝資料點個數為五的地方，圖形出現明顯的轉折點(即前述膝點)，表示資料應收斂至五群。故欲計算資料分群是否收斂至 p 群，則需計算 $(p-1)$ 、 p 與 $(p+1)$ 所相對應歐幾里得距離總和所構成之收斂角度是否是所有收斂角度中最小的(即轉折最大)即可，因為最小之收斂角度所對應的優勝資料點個數即為正確分群數。

在確定正確分群數為五群以後，將所有資料點與首五個優勝資料點重新競爭，以歐幾里得距離最短為依據，找出每個資料點應歸屬於五群之中的哪一群，此即意謂利用五個優勝資料點之兩兩垂直平分線予以劃分群集，如 L_{12} 為 WP_1 與 WP_2 之垂直平分線，表示如第十圖。最後將各群所包含

的資料點加以平均以找出各群群心，第十一圖的CC1~CC5各點為劃分群集後各群集的中心位置(cluster center, CC)。

儘管分裂式階層分群法將一開始所有的資料點視為同一群，接著一步步將不相似的資料點予以分離，直到所有的資料點都自成一群，但由於在大多數的分群問題中，欲分群的資料點數通常遠大於資料最終的分群群數，故不必迭代至所有的資料點都自成一群，以免過於的冗長運算。本發明中假設分群數在二十群以內可完成，故優勝資料點僅從第一找到第二十為止，即開始進行收斂角度的計算。

本發明發展之演算法可應用一般程式語言建置為軟體系統，亦可將該方法以韌體方式來建置搭配其他系統使用；本範例選用Matrix Laboratory所開發之計算軟體MATLAB，搭配使用其矩陣運算及統計用工具箱進行系統建置。

在分群過程中，若優勝資料點恰好由奇異點經競爭而獲得優勝，則將出現分群結果錯誤的情形。今以第十二圖之測試資料，每群二十點共三群的資料為例來說明，經 DHC 演算法程式執行後，得到第十二圖之分群結果，從中可發現經計算之最終分群數為四群，與所預期應分為三群有所出入，此乃由於測試資料之系統中心附近沒有資料點，致使第一優勝資料點選中某個群集較外圍的點(即離群值)所導致的結果。

為了避免第一優勝資料點選中奇異點，導致最終分群數錯誤，本發明加入統計方法，將第一優勝資料點輪流讓n筆資料擔當，從第二優勝資料點才開始進行競爭的動作，最後統計所有的分群數結果，最多次數之分群數即為正確之分群數。經由加入統計方法的DHC程式計算後，得到統計結果

如表1所示，顯示真正分群數應為三群，而第十三圖表示透過統計方法計算後，41組三群資料之收斂情形與分群結果其中的一種。

表1 奇異點範例之統計分群數結果

可能的分群數	三群	四群	五群
統計次數	41	17	2

在分群過程中，當各個群集所包含的資料點個數之差異達到一定程度時，則將出現分群結果錯誤的情形。今以Kaufman和Rousseeuw[3]提供之第十四圖，資料點數兩百點，共分為三群的資料為例來說明，加入統計方法的DHC演算法程式執行後，得到如表2之統計結果、第十四圖之分群結果，從中可發現經計算之最終分群數為四群，與所預期應分為三群有所出入，此乃由於各個群集所包含的資料點個數之差異過大所導致的結果。

表2 融合範例之統計分群數結果

可能的分群數	三群	四群
統計次數	99	101

為了避免因為各個群集所包含的資料點個數差異過大，導致最終分群數錯誤，本發明加入融合方法，以第十五圖說明如下：將所有資料點與計算後的所有群心重新競爭，再次進行分組， L'_{14} 為一號群心與四號群心之垂直平分線、 L'_{34} 為三號群心與四號群心之垂直平分線，則屬於一號群心之資料點為 L'_{14} 右下半平面與 L'_{34} 左下半平面所涵蓋的點，而一號群心的半徑則為百分之九十五可信程度的資料點(距離群心最近算起)之最遠點與其群心所構成的距離，最外圍的百分之五則為離群值。以相同的方法計算出各群半徑後，接著需計算群心之間彼此的距離(簡稱群心距) D'_{12} 、 D'_{13} 、 D'_{14} 、

D'_{23} 、 D'_{24} 、 D'_{34} 。群集a與群集b需要融合的條件為 $R_a > D'_{ab}$ 且 $R_b > D'_{ab}$ ，若條件成立，則融合後的新群心位置為原先兩群各自之百分之九十五可信程度資料點的幾何平均位置。經由加入融合方法與統計方法的DHC程式計算後，得到分群結果如第十六圖所示，顯示真正分群數應為三群。

不同的群集半徑與群集數目能否妥善處理是很重要的能力指標，本發明先以Bhushan和Romagnoli[4]提供之第十七圖的測試資料為例，以人類大腦直觀的想法此筆資料應分為六群。之後以本發明之分裂式階層分群演算法執行分群，得到如第十八圖的結果，顯示演算法將初始資料分為六群，與文獻分群的結果相同；接著本發明再以Kaufman和Rousseeuw[3]提供之第十九圖的測試資料為例，經執行程式得到分群結果為四群，如第二十圖所示，此結果與文獻所認定資料分群群數為四群亦相同。故由此二例可知，本發明能妥善處理不同的群集半徑與群集資料點數目。

資料在蒐集的過程中難免會有部分離群值或雜訊的存在，因此演算法是否能夠適當的針對含有一定雜訊的資料予以分群是很重要的。本發明以第二十一圖的測試資料為例，測試資料包含雜訊，以人類大腦直觀的想法此筆資料應分為三群。之後以本發明之分裂式階層分群演算法執行分群，得到如第二十二圖的結果，顯示演算法將資料分為三群，與預期的結果相同。故由此例可知，本發明能妥善處理含有一定雜訊的資料點。

本發明探討智慧型之資料分群演算法，該演算法透過歐幾里得距離總和之計算找出各群集之優勝資料點，並以膝點作為最終分群數的依據，之後更進一步整合統計和融合方法提高演算法的強健性，茲將本發明之主要結論整理如下。

本發明研發建構之資料分群演算法，主要內容除研究所發展之演算法外，尚進一步處理分群奇異點以及群集再融合。

本發明利用膝點決定收斂群集數，並以統計分群結果次數及融合方法有效地提高演算法分群結果的正確性與強健性。研究亦設計一系列的分群資料參數組合，以探討演算法之計算複雜度，提供使用者在分群前能夠約略推估所需執行時間。

【圖式簡單說明】

第一圖為本發明之演算流程示意圖。

第二圖為測試資料圖。

第三圖至第八圖為第二圖之測試資料之首六個優勝資料點的尋找過程。

第九圖為第二圖測試資料之收斂圖形。

第十圖為第二圖測試資料之群集劃分示意圖。

第十一圖第二圖測試資料之群集中心圖。

第十二圖為測試資料、優勝資料點與群集中心圖(過渡分群)。

第十三圖為透過統計手法改善之測試資料分群結果。

第十四圖為測試資料、優勝資料點與群集中心圖(過渡分群)。

第十五圖為測試資料之融合過程示意圖。

第十六圖為透過融合手法改善之測試資料分群結果。

第十七圖為群集差異測試第一組資料圖。

第十八圖為群集差異測試第一組結果圖。

第十九圖為群集差異測試第二組資料圖。

第二十圖為群集差異測試第二組結果圖。

第二十一圖為雜訊資料測試資料圖。

第二十二圖為雜訊資料測試結果圖。

【主要元件符號說明】無

七、申請專利範圍：

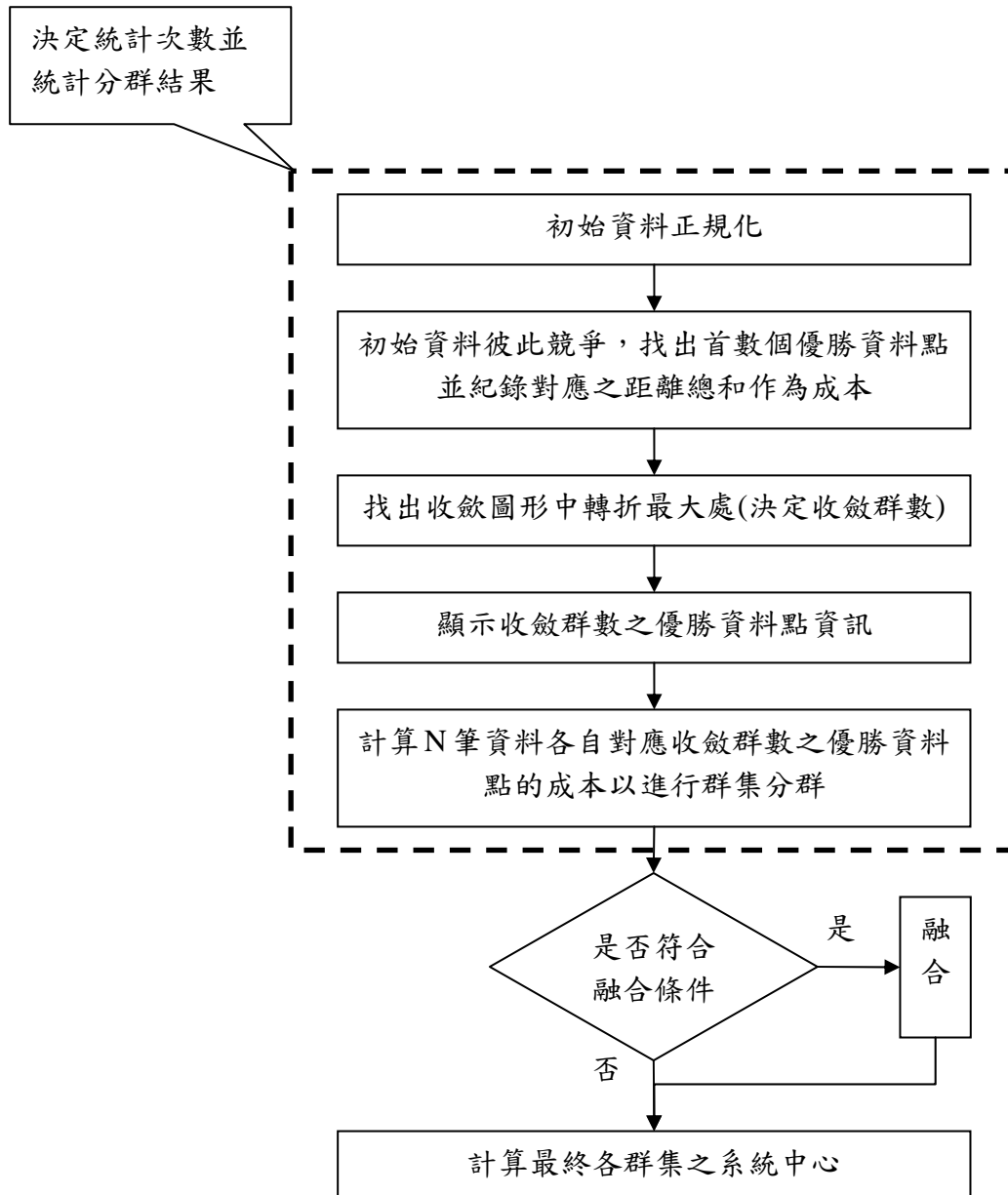
1. 一種資料自動分群演算法，包括下列步驟：

初始資料正規化後開始彼此競爭，找出首數個優勝資料點(Winner Point, WP)並紀錄對應的距離總和後繪製其收斂圖形，再透過計算找出收斂圖形中線段轉折最大處，用以決定收斂群集數；爾後計算各點資料與收斂群集數之優勝資料點的距離，透過競爭以進行群集分群，並決定最終之各群群集中心(Cluster Center, CC)。

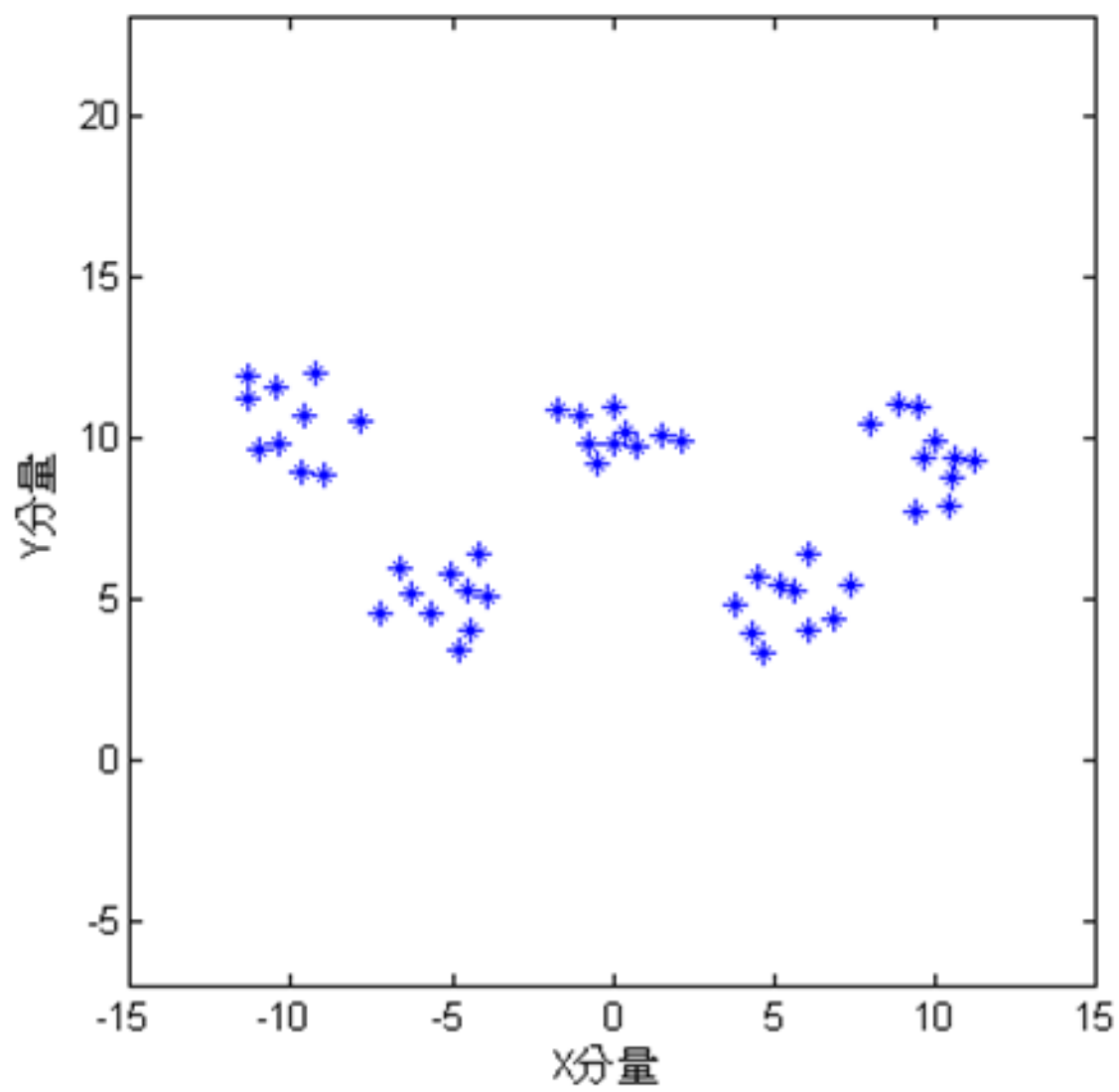
2. 如申請專利範圍第 1 項所述資料自動分群演算法，其中，尋找首數個優勝資料點的過程中，第一個優勝資料點乃指 N 筆資料中，每一資料點相對於其他點以及自身點都會有一個距離值，自身點的距離值為 0，將這些距離的加總視為成本，每一資料點皆會有自身的成本，這 N 個成本中，最小者其所對應的資料點，即為第一個優勝資料點。
3. 如申請專利範圍第 1 項所述資料自動分群演算法，其中，尋找首數個優勝資料點的過程中，第 k 個優勝資料點的尋找需與首 $(k-1)$ 個優勝資料點同時競爭，亦即在首 $(k-1)$ 個優勝資料點存在的情形下，其他 $[N-(k-1)]$ 個資料點依序作為第 k 優勝資料點，此時資料暫分為 k 群，每個資料點以與最近優勝資料點之距離做為該資料點之成本；在第 k 個優勝資料點找尋過程中， $(N-(k-1))$ 個資料點所對應的 $(N-(k-1))$ 個成本距離總和中之最小者，方為真正的第 k 個優勝資料點。
4. 如申請專利範圍第 1 項所述資料自動分群演算法，其中，收斂圖形乃指橫軸為優勝資料點個數，縱軸為距離和，將各點連線後所構成的圖形，線段轉折最大處用以決定收斂群集數。

5. 如申請專利範圍第 1 項所述資料自動分群演算法，其中，在確定分群數後，將所有資料點與首個優勝資料點重新競爭，以距離最短為依據，找出每個資料點應歸屬於分群之中的哪一群，以各個優勝資料點之兩兩垂直平分線予以劃分群集；最後將各群所包含的資料點加以平均以找出各群群心。
6. 如申請專利範圍第 5 項所述資料自動分群演算法，其中，針對過渡分群的群集，可利用統計及融合兩種手法將其改善。
7. 如申請專利範圍第 6 項所述資料自動分群演算法，其中，第一優勝資料點可由原先的競爭決定，改為隨機選取，從第二優勝資料點才開始進行競爭，最後統計所有的分群數結果，最多次數之分群數即為較佳之分群數。
8. 如申請專利範圍第 5 項所述資料自動分群演算法，其中，透過群心距離與群集半徑的計算，可將過渡分群的群集做適當的融合整併；第一群集與第二群集需要融合的條件為第一群集的半徑大於第一群集和第二群集的群心距離，且，第二群集的半徑大於第一群集和第二群集的群心距離；融合後的新群心位置為原先兩群各自之百分之九十五可信程度資料點的幾何平均位置。

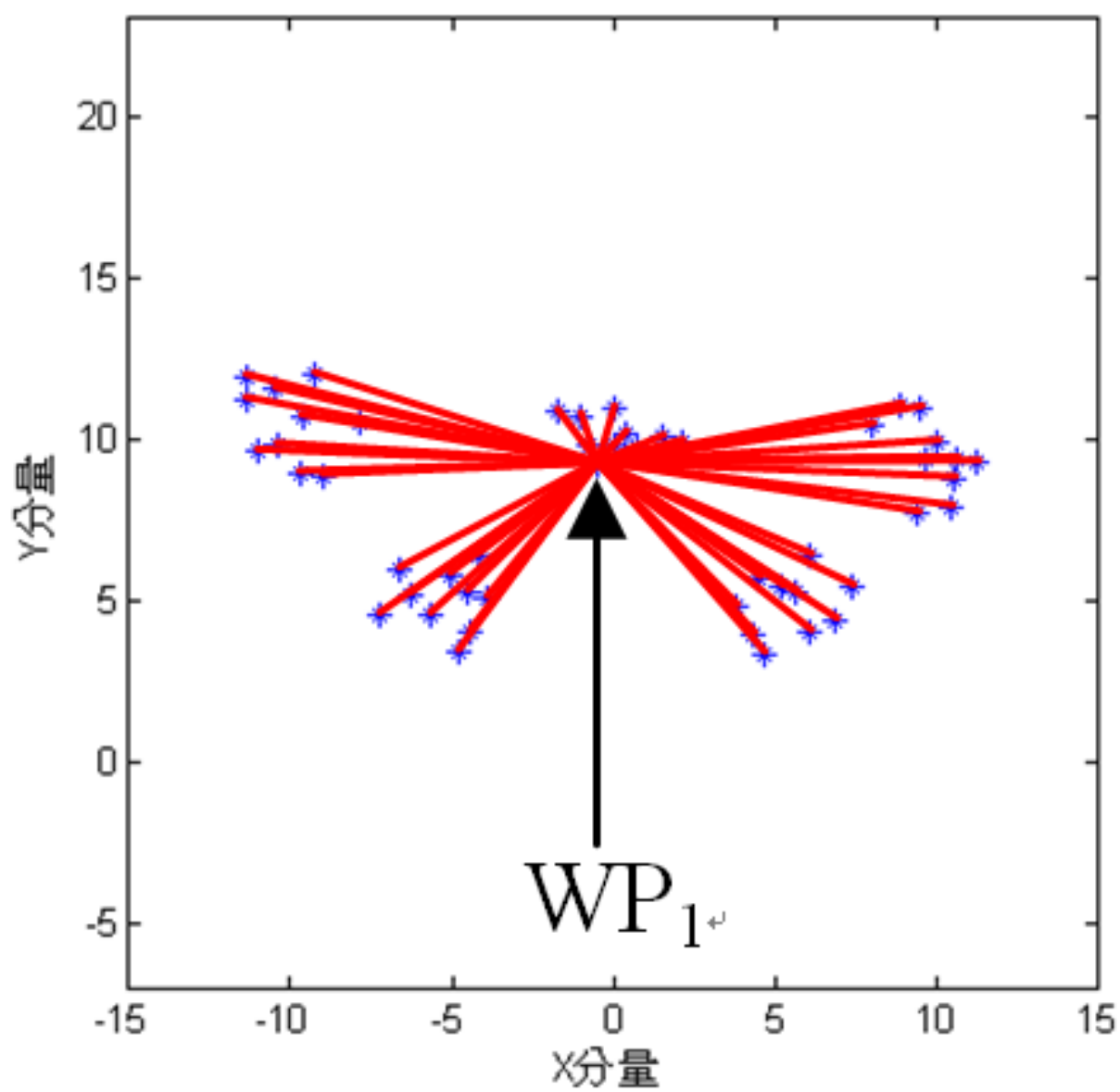
八、圖式：



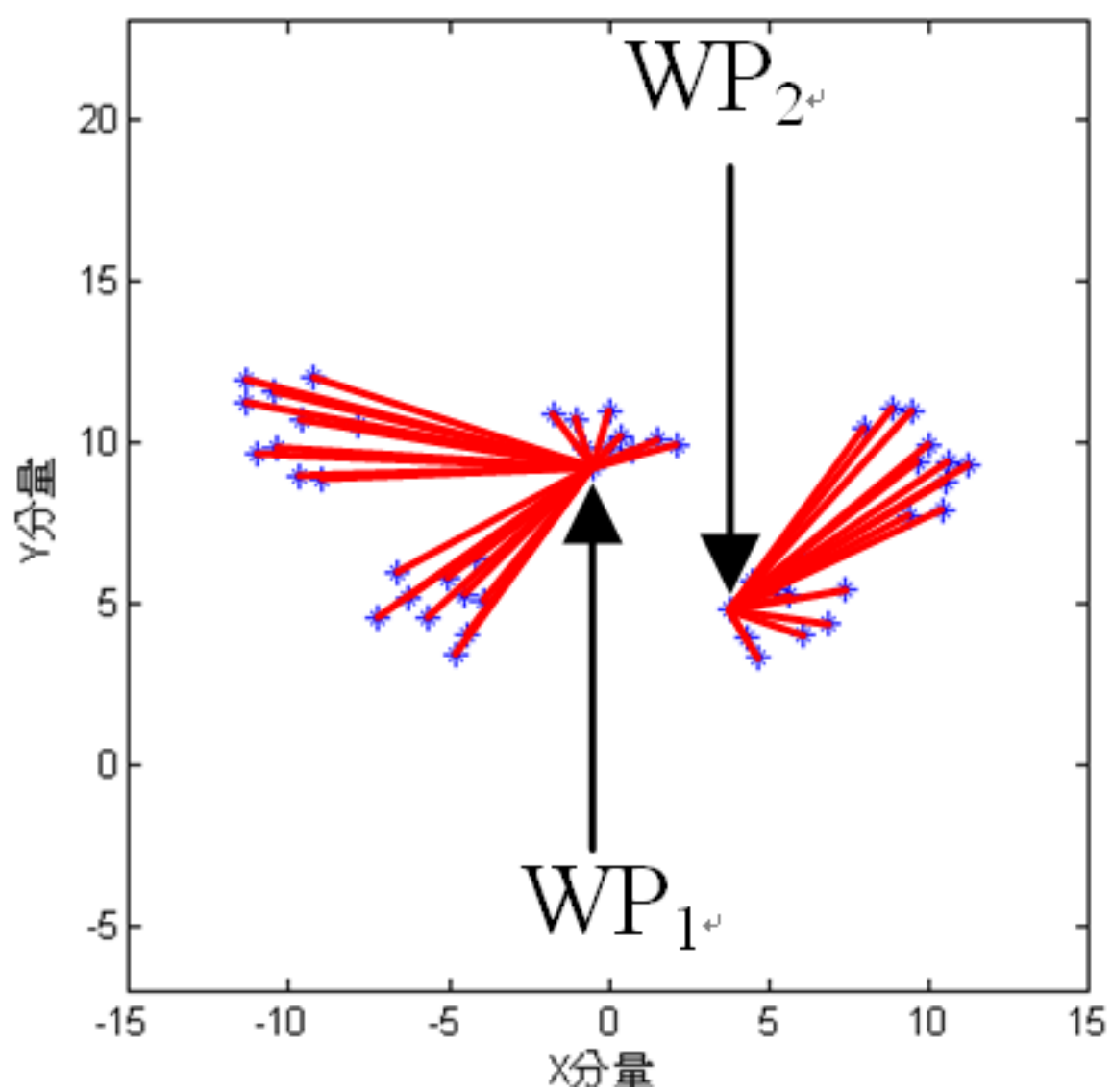
第一圖



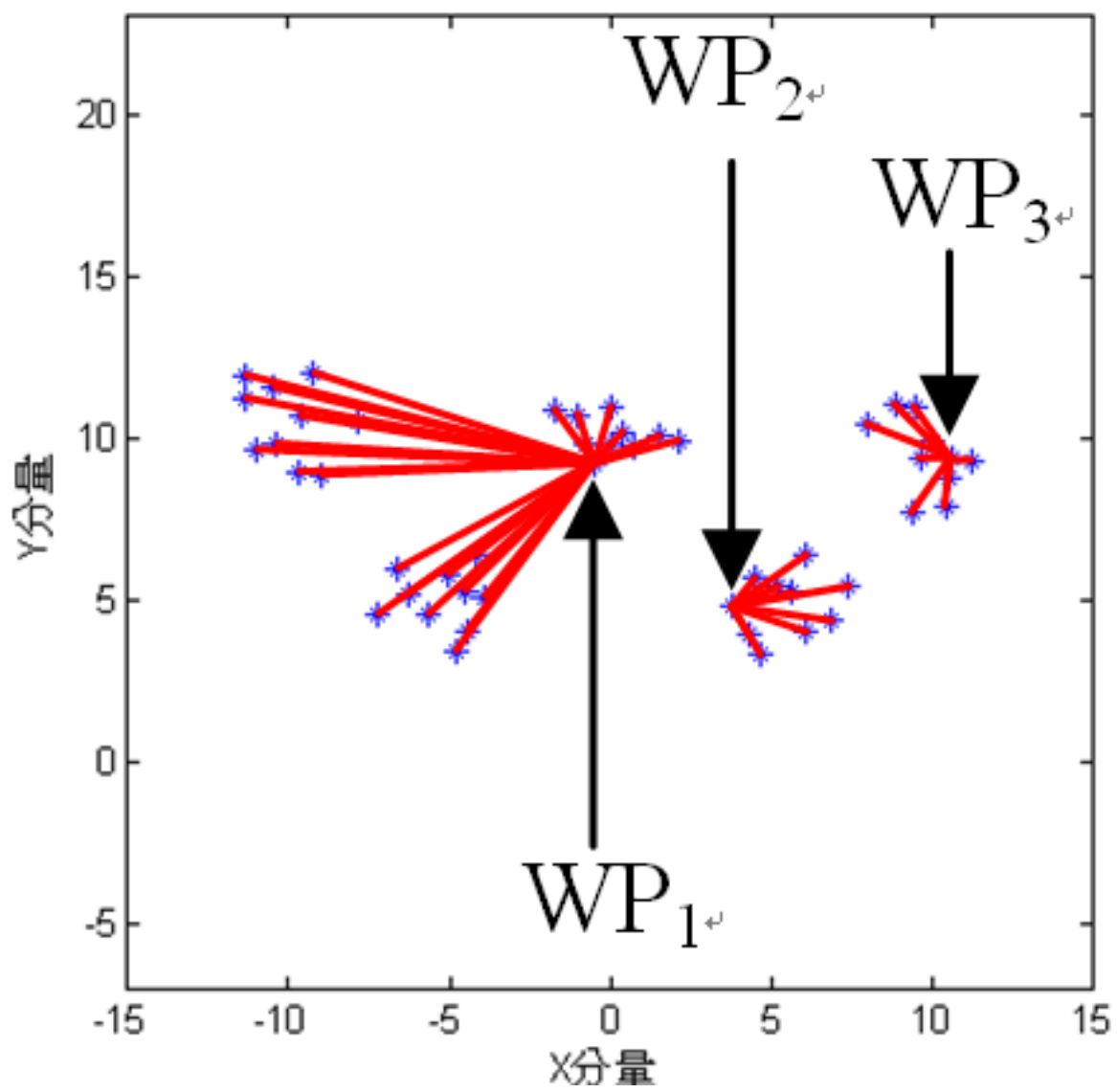
第 二 圖



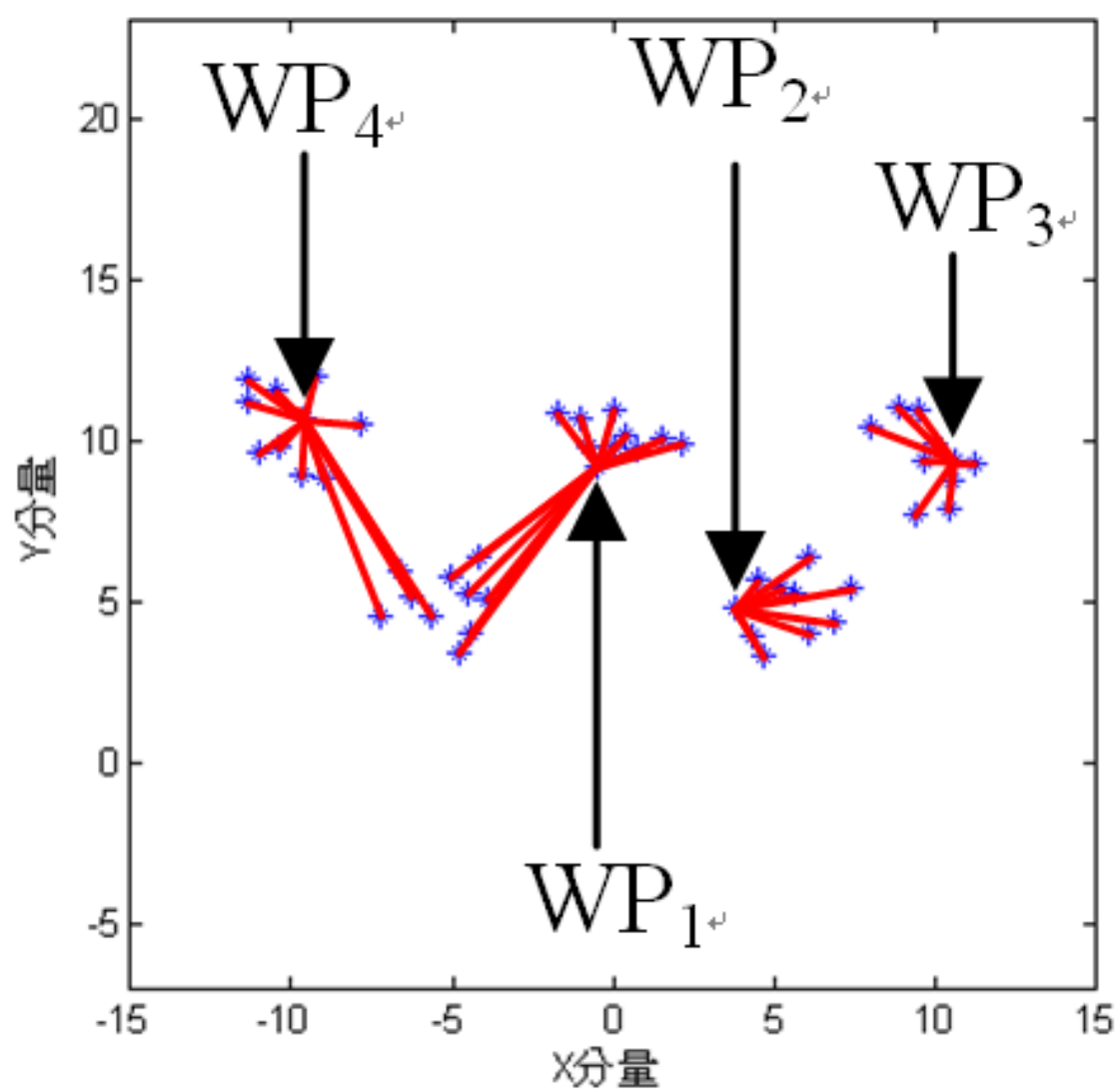
第三圖



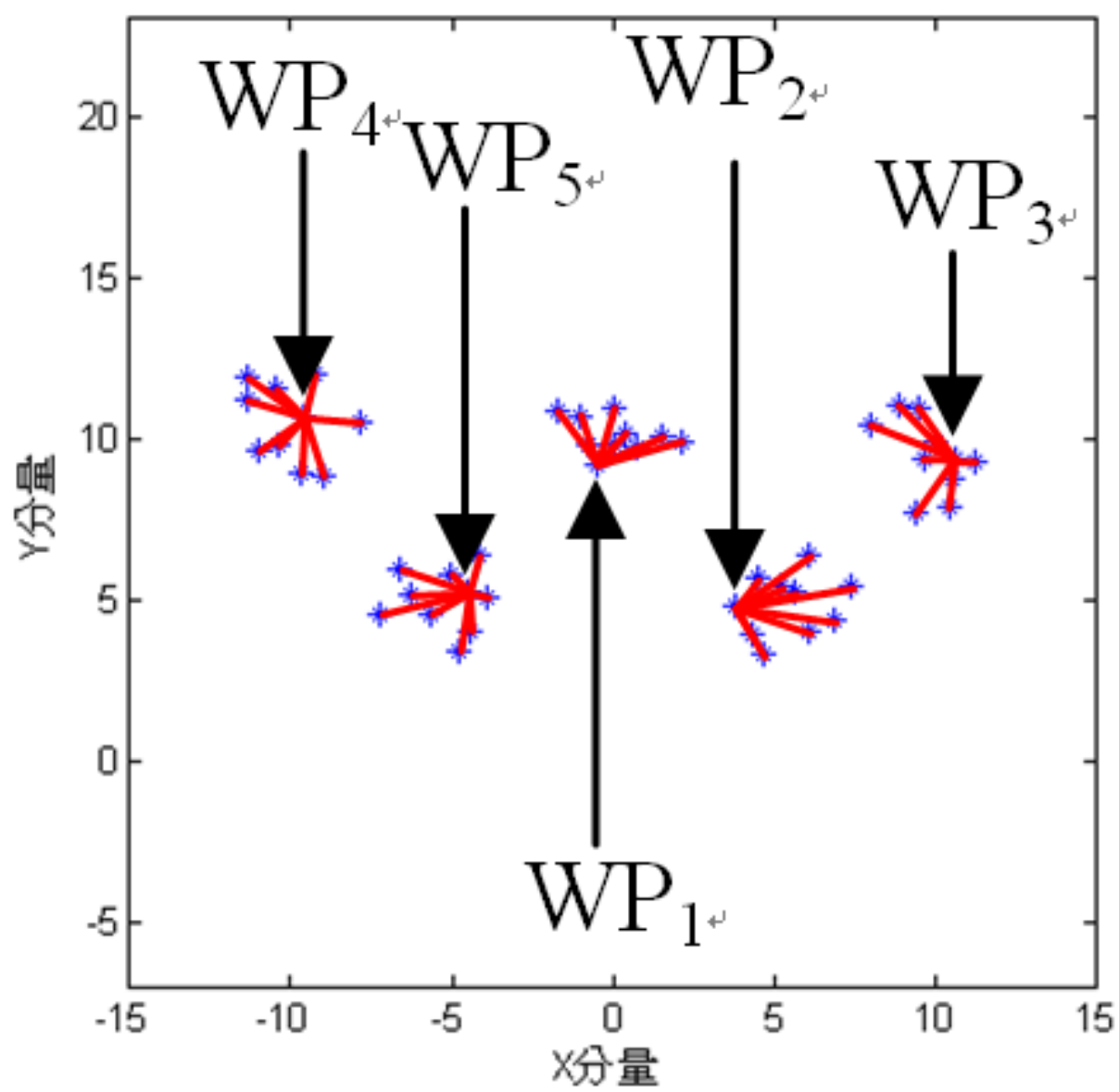
第四圖



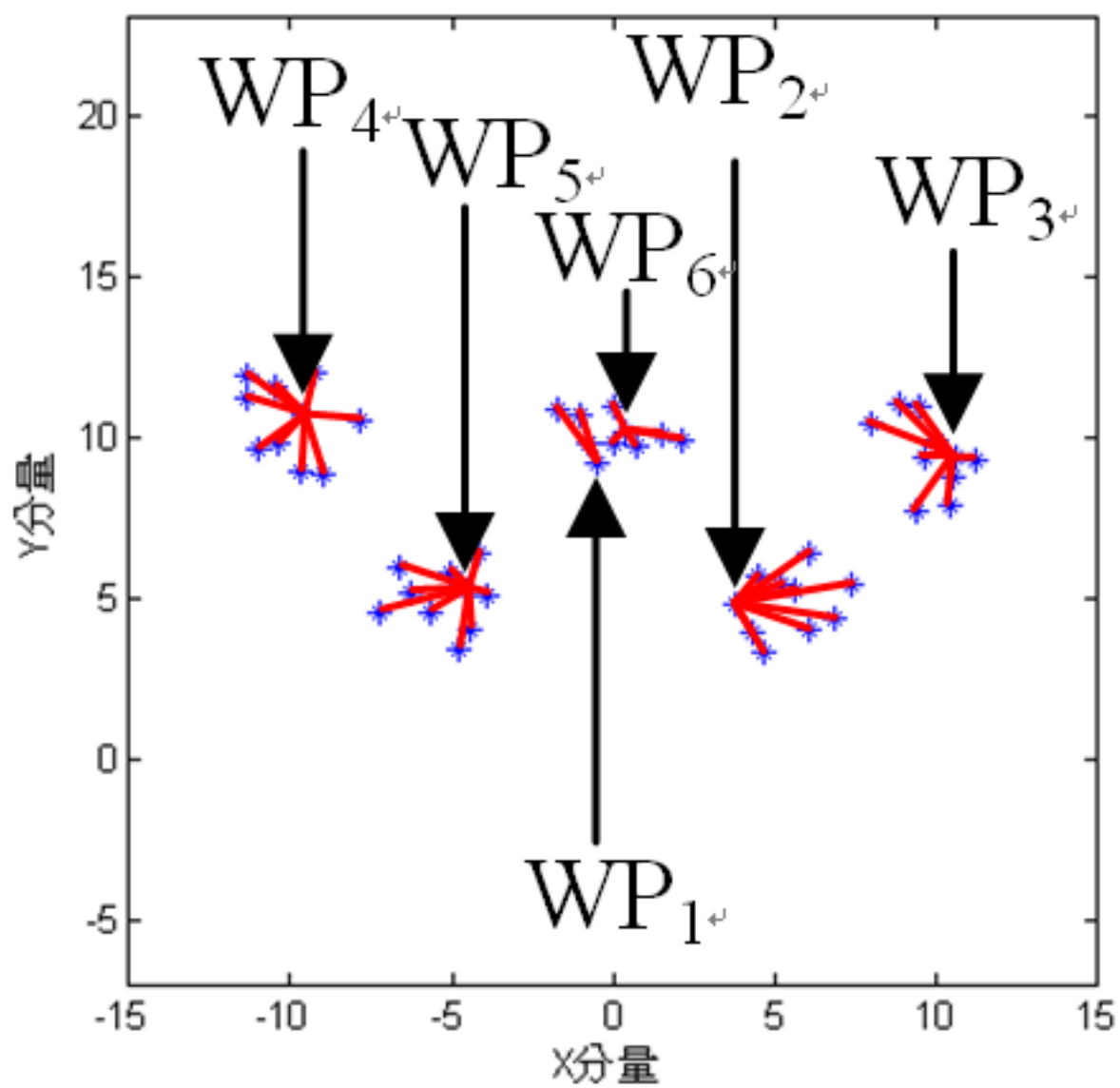
第五圖



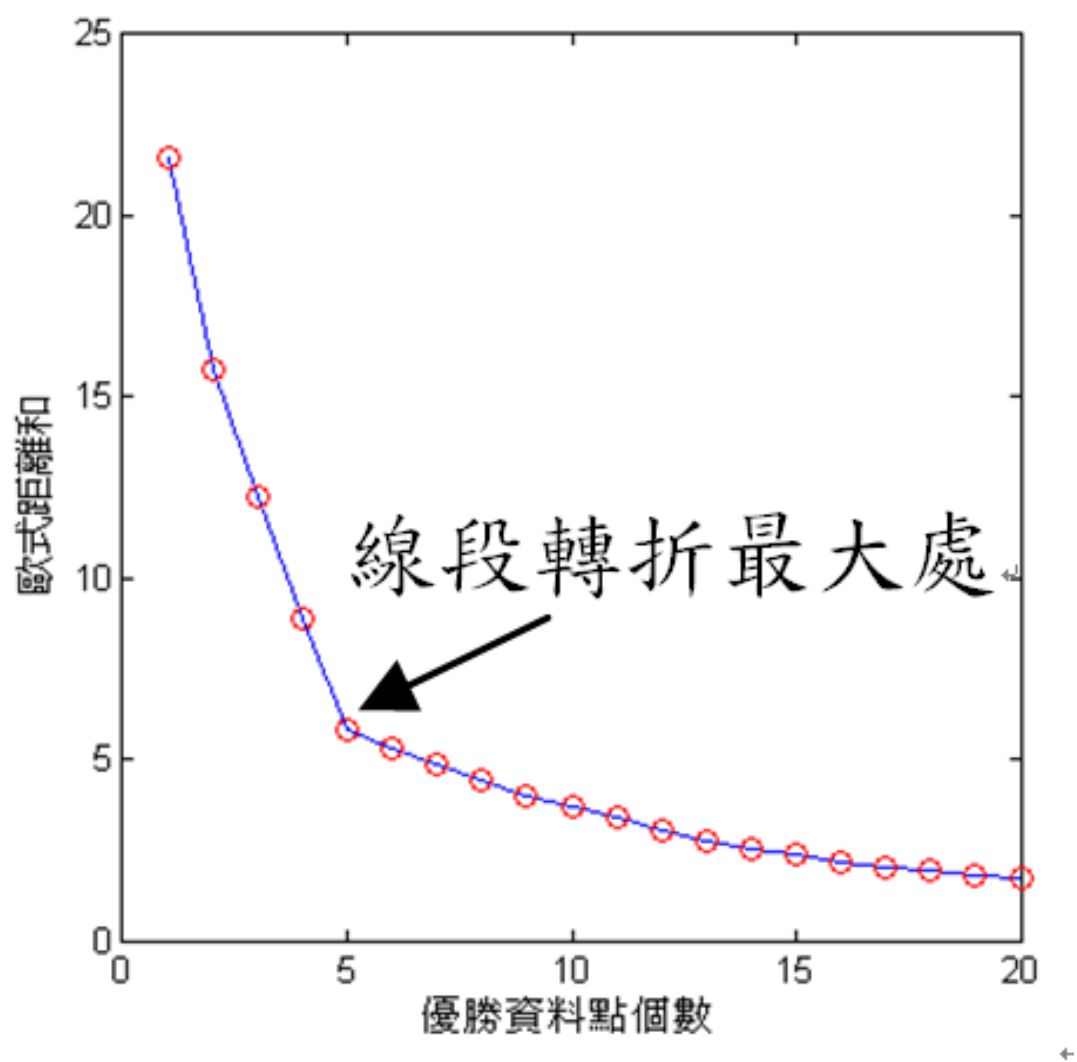
第 六 圖



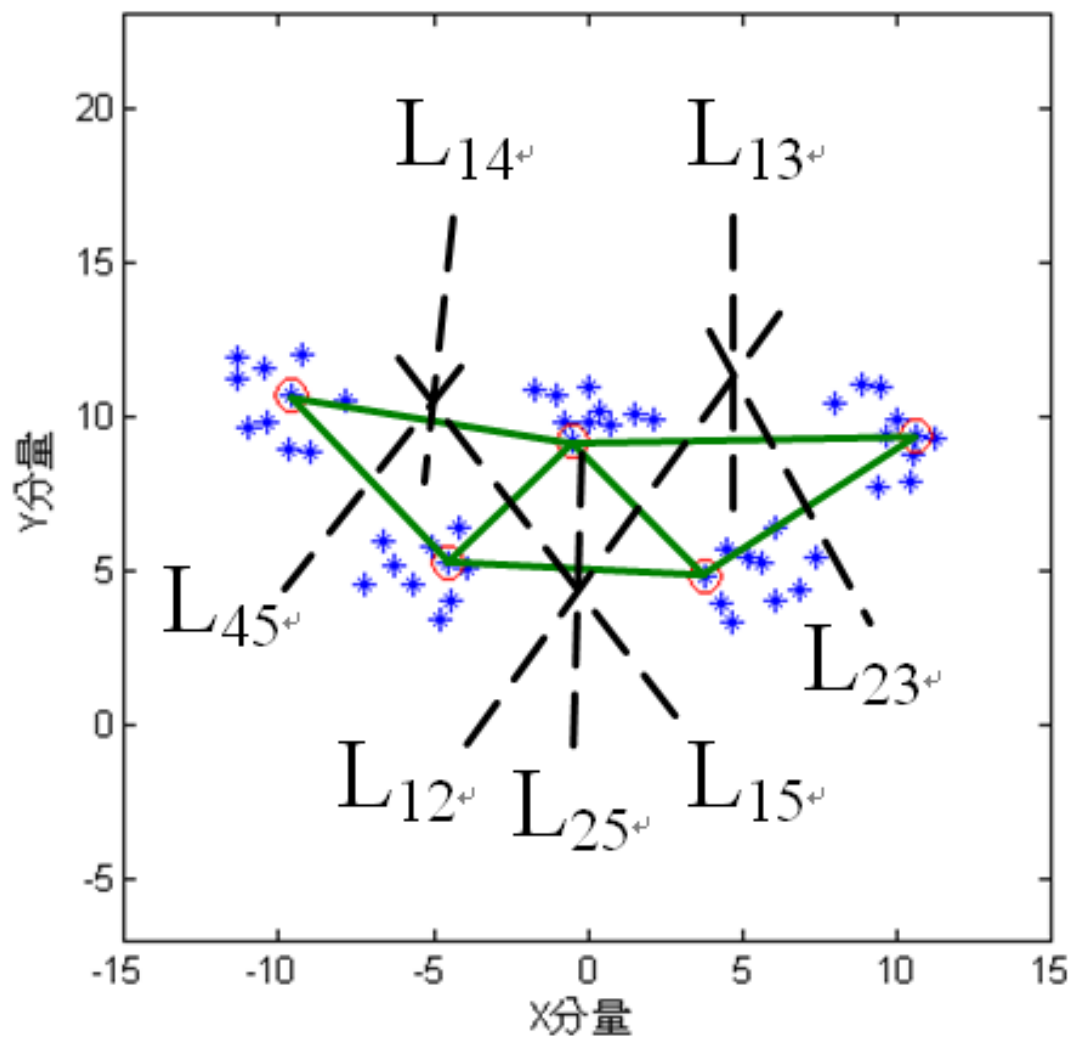
第七圖



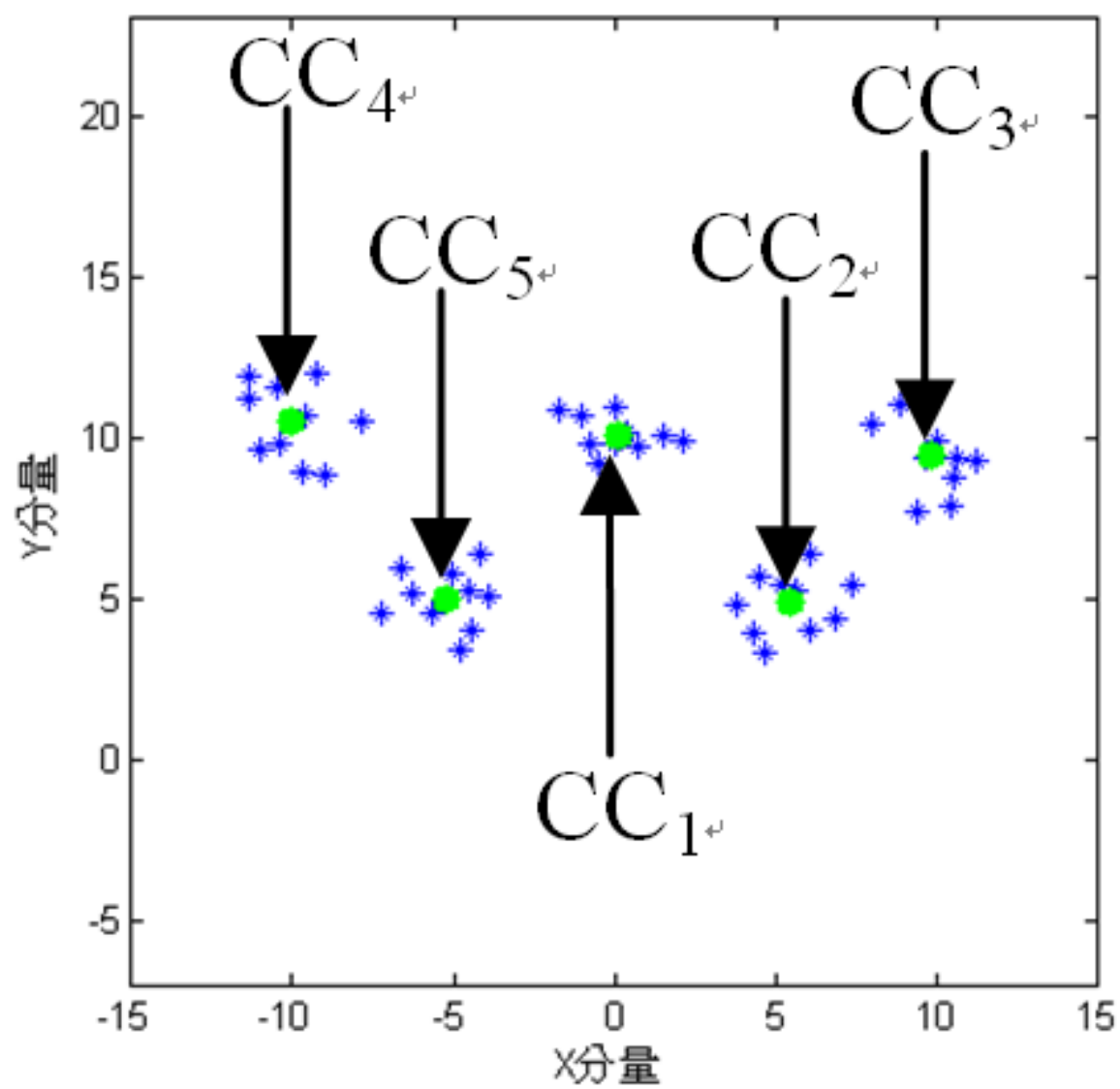
第八圖



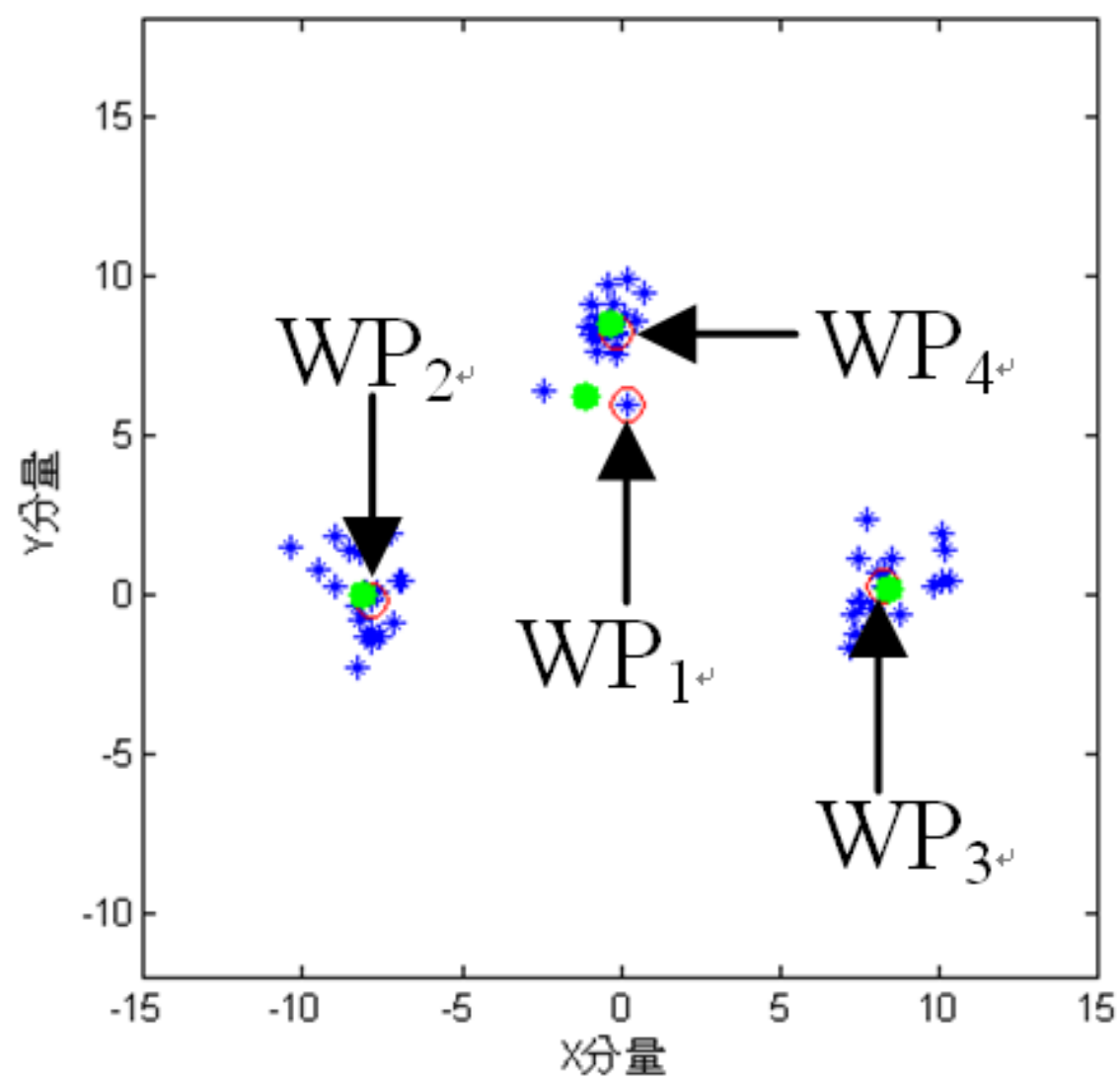
第九圖



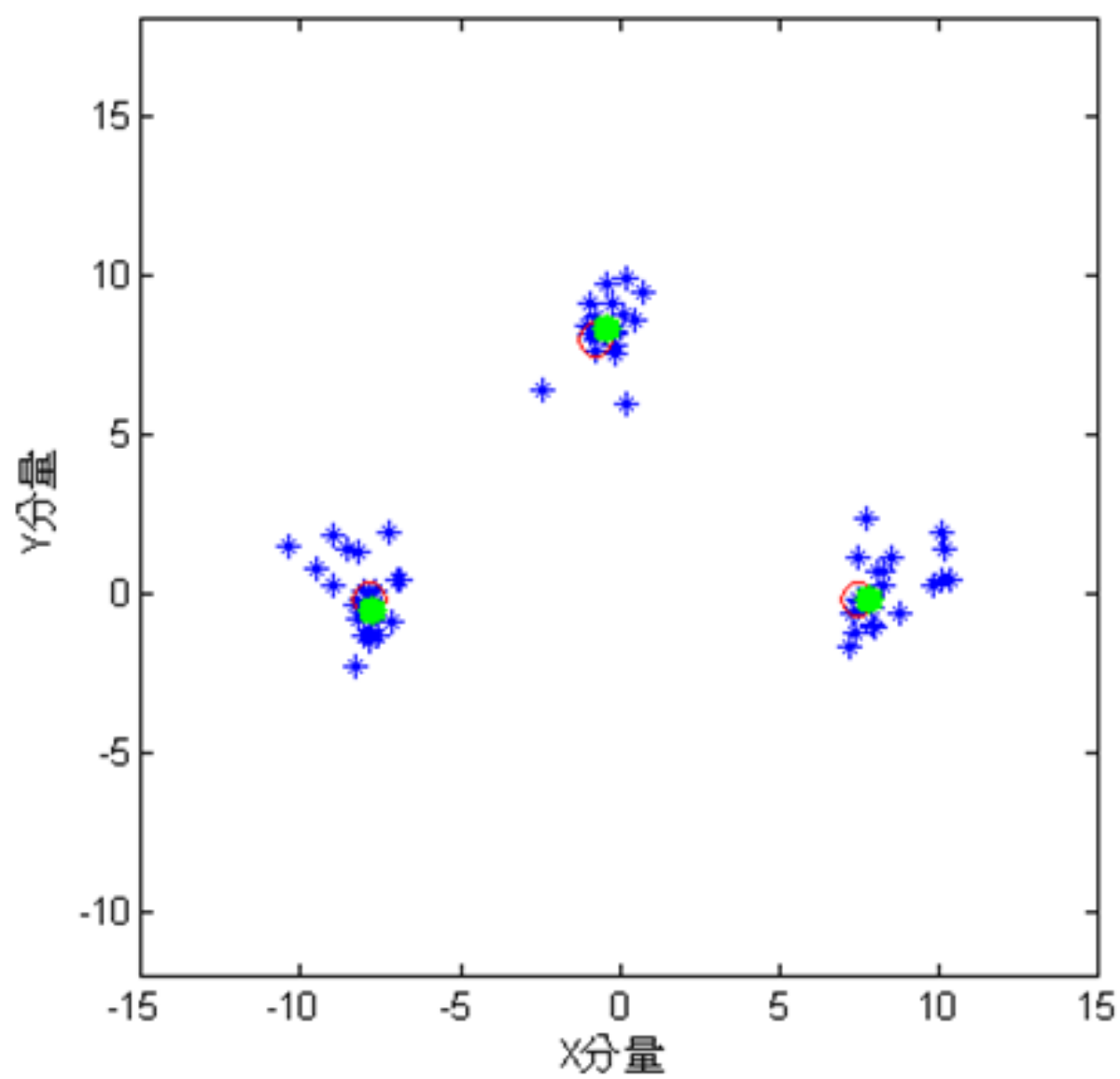
第十圖



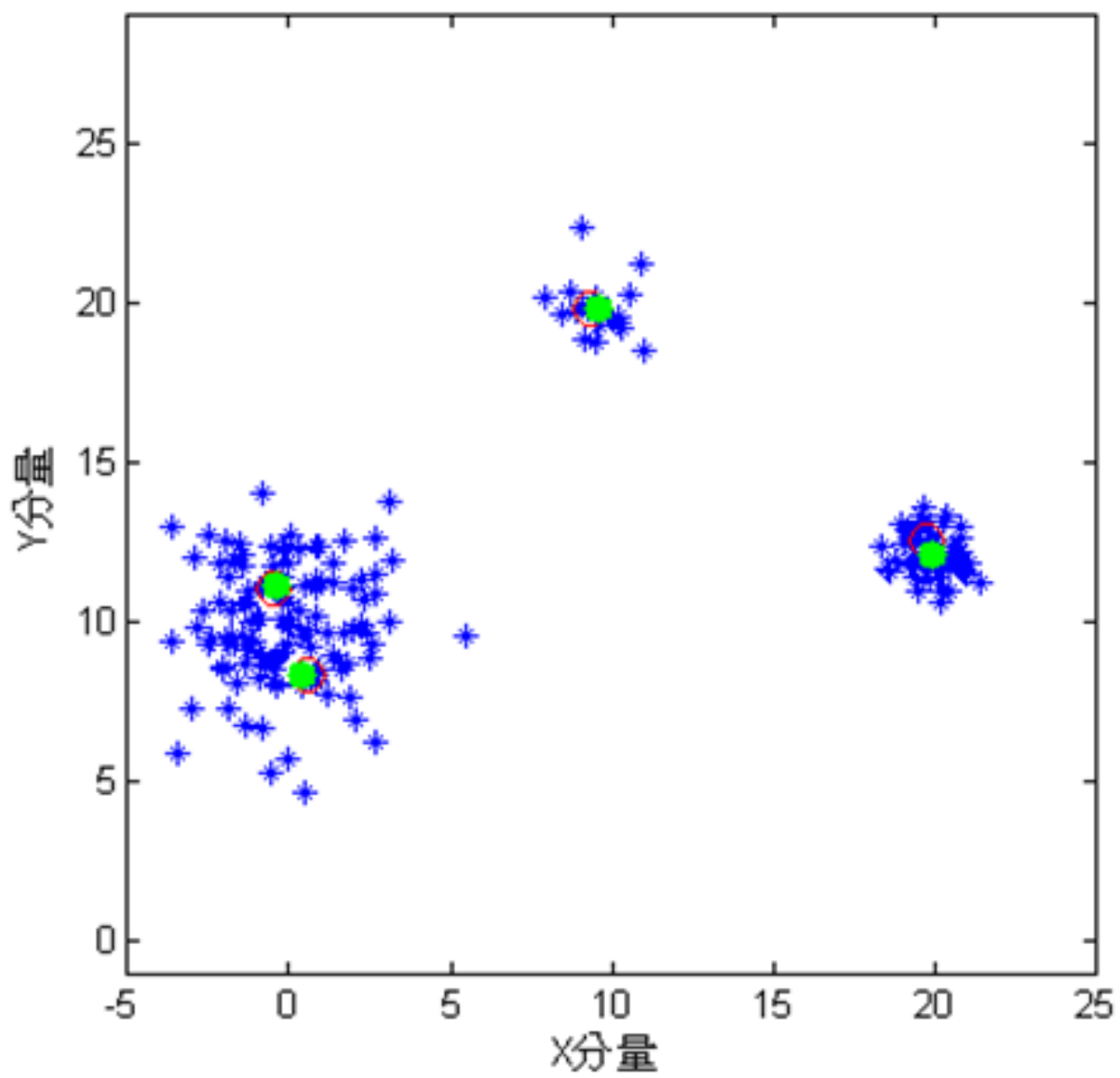
第十一圖



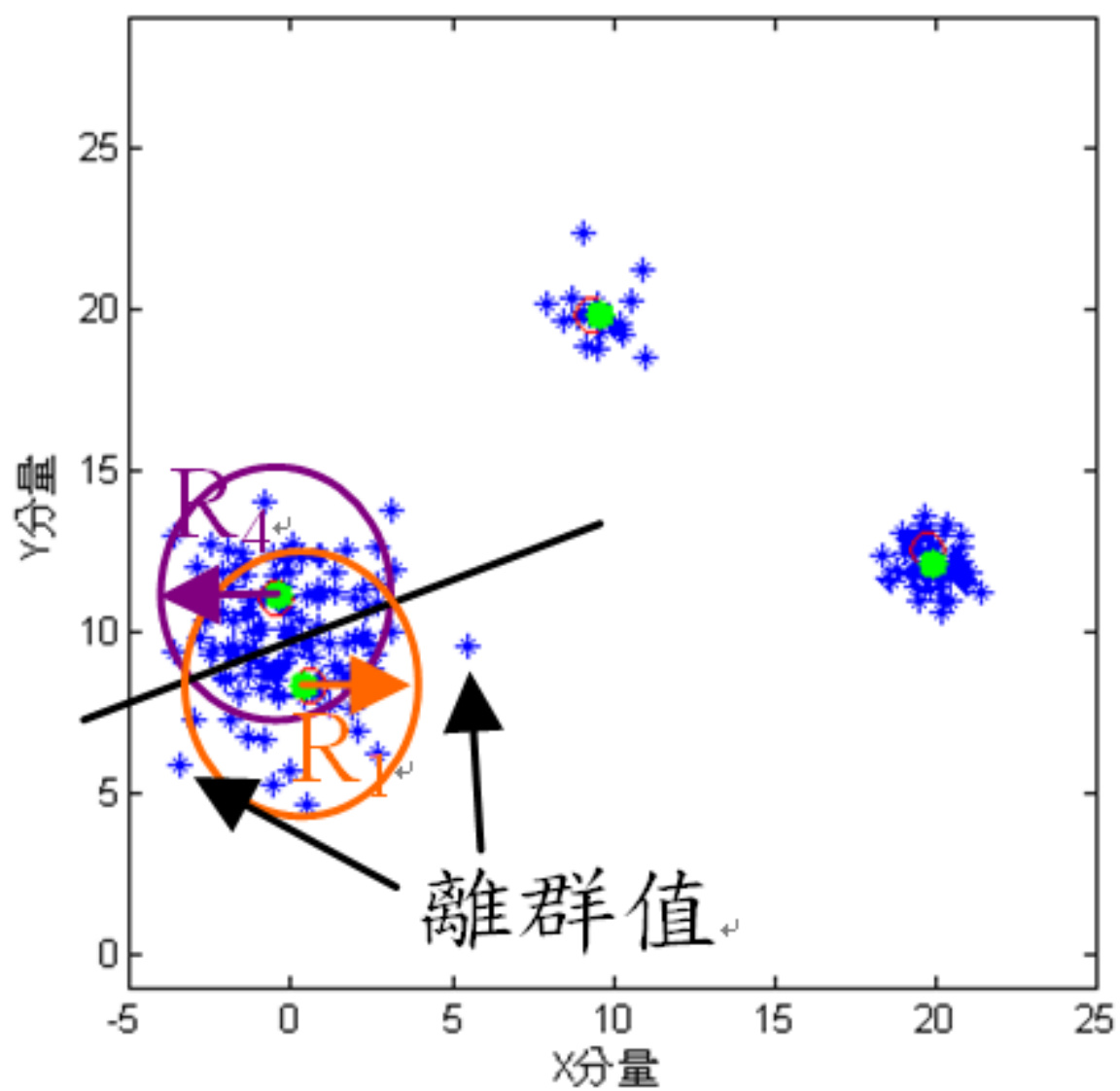
第 十 二 圖



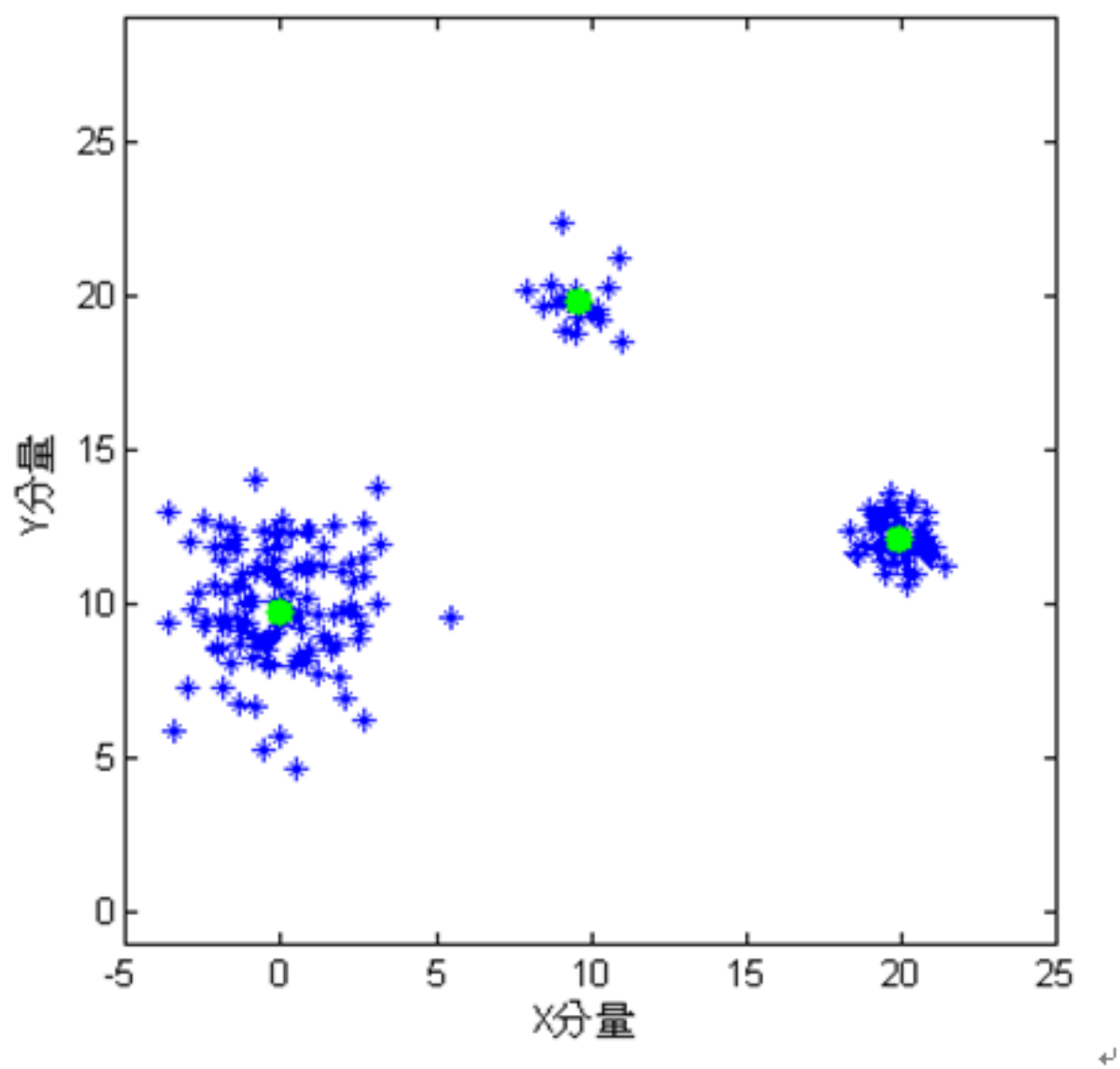
第 十 三 圖



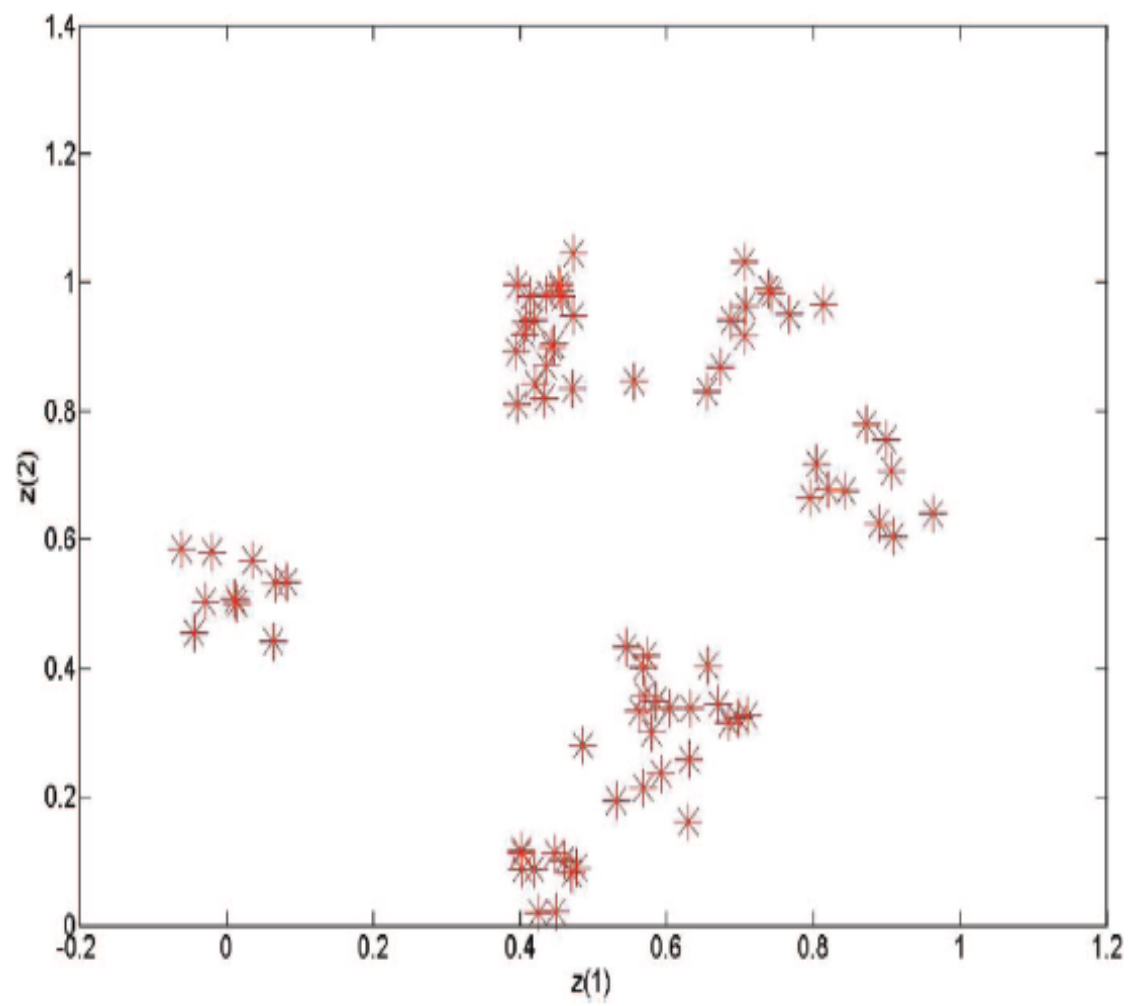
第 十 四 圖



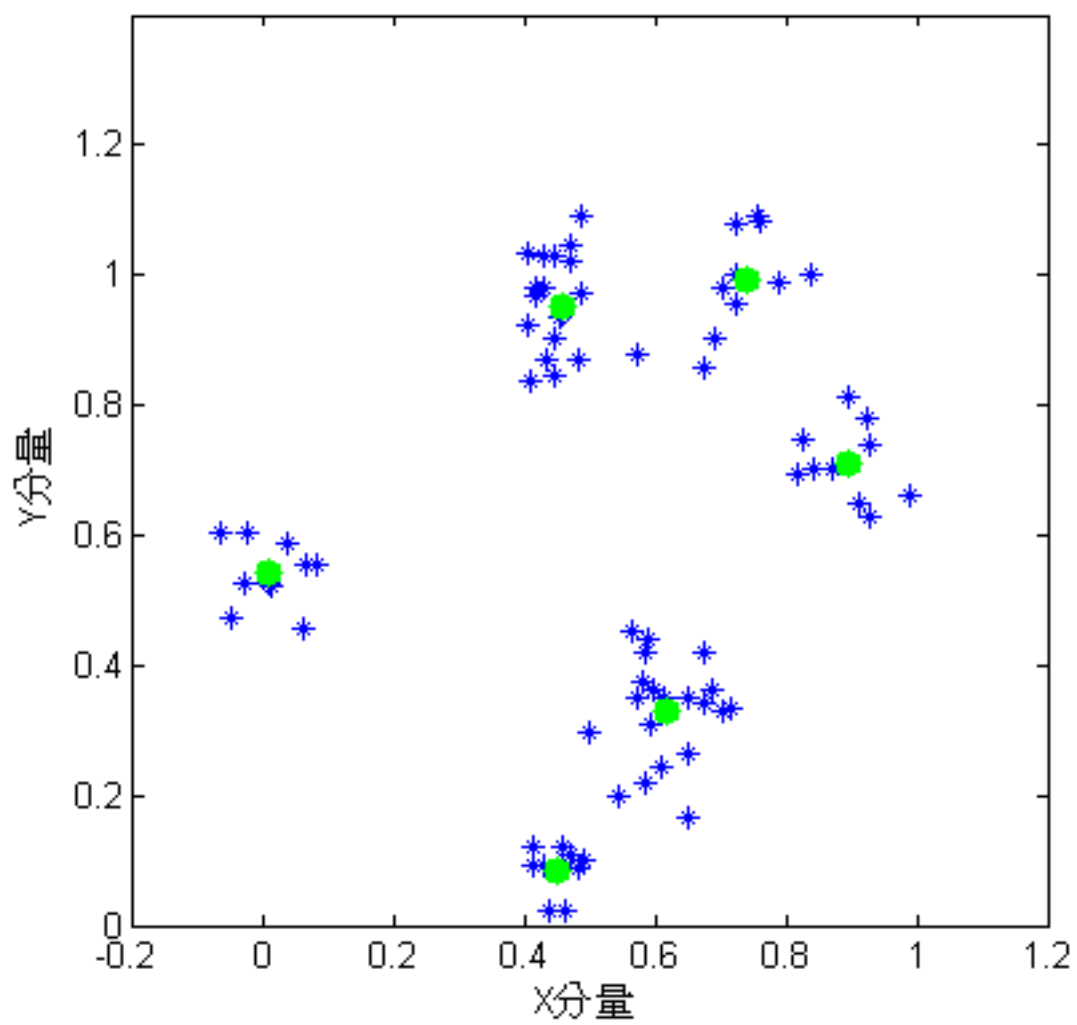
第十五圖



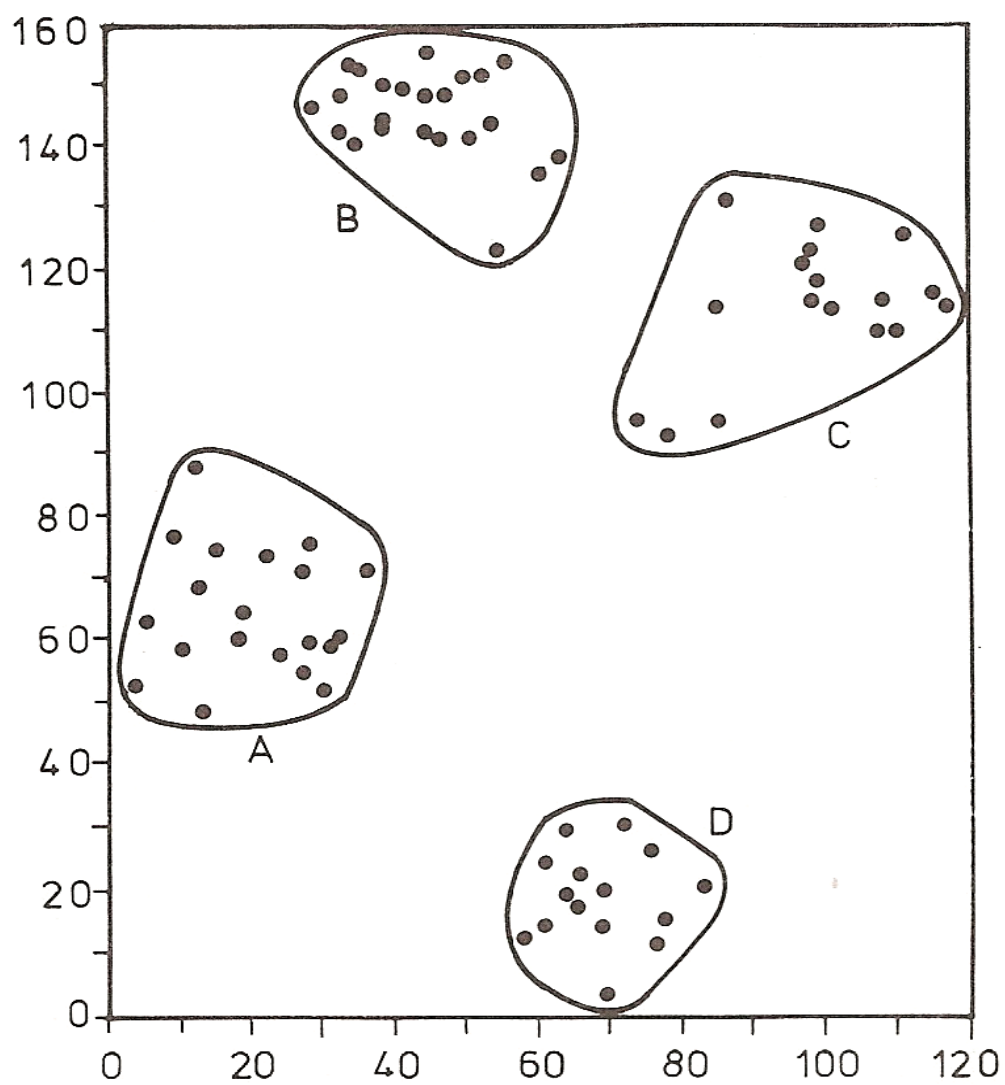
第十六圖



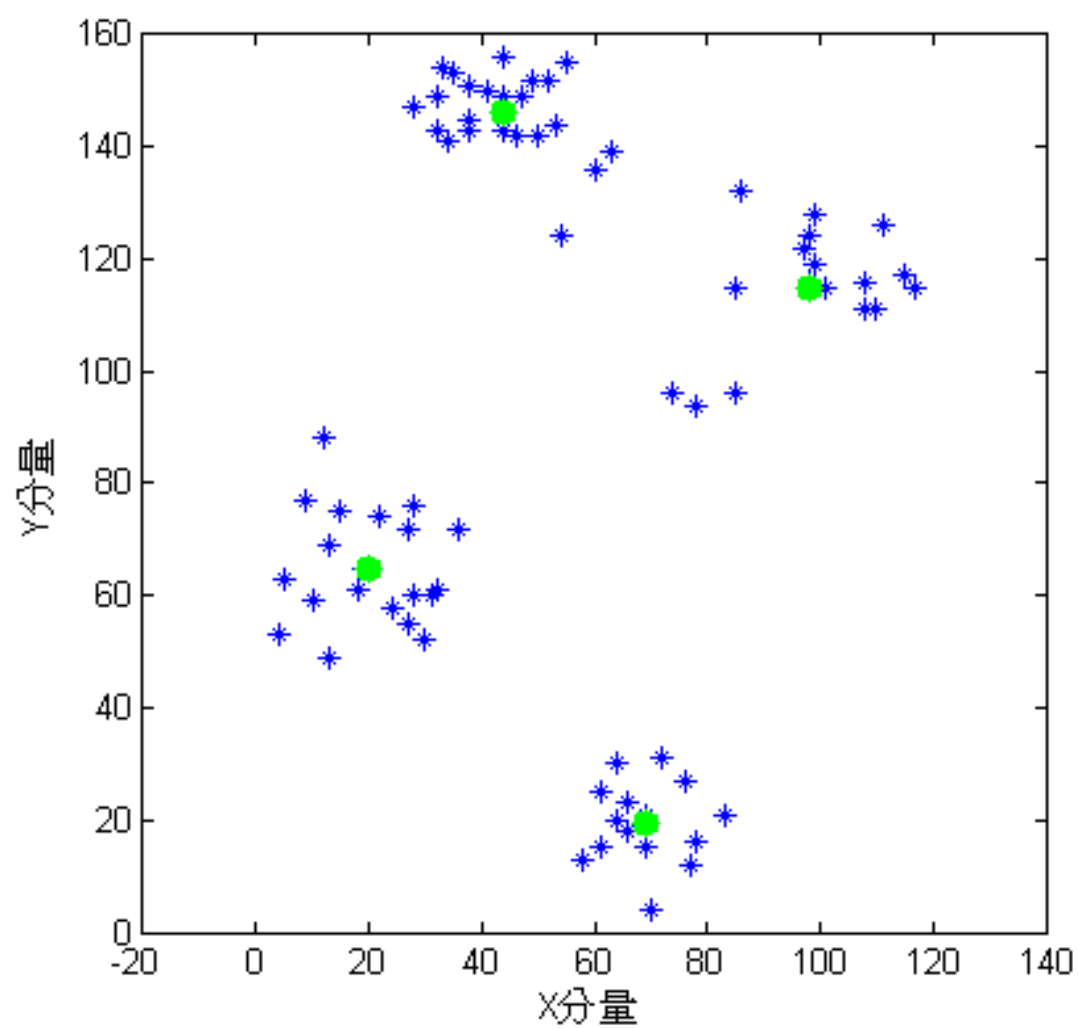
第 十 七 圖



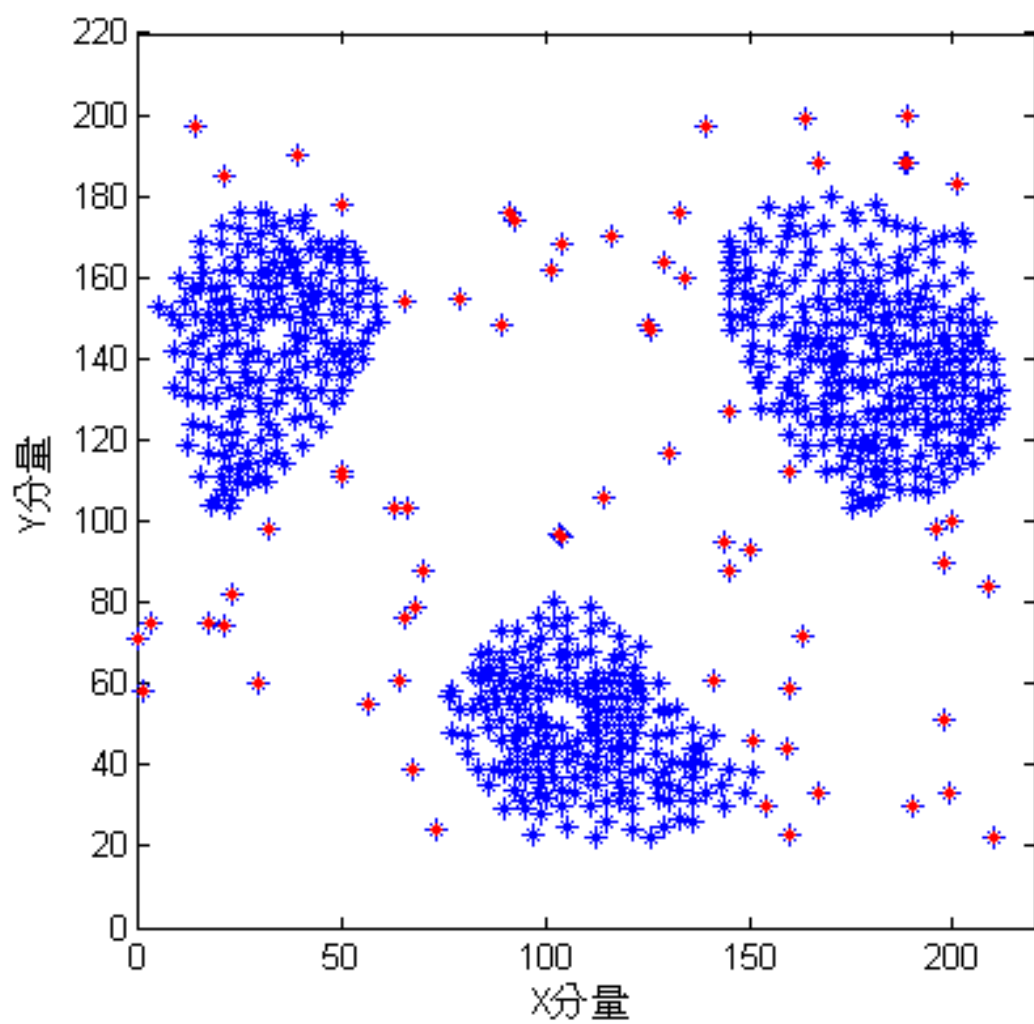
第 十 八 圖



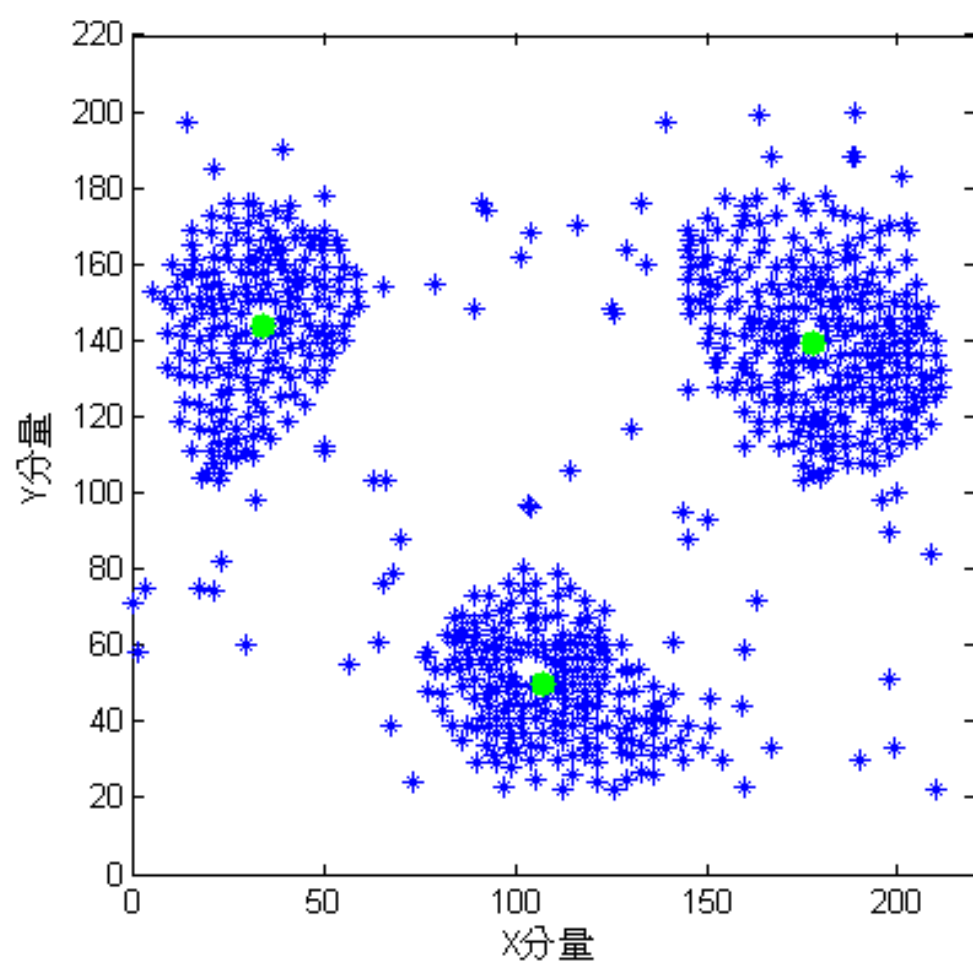
第 十 九 圖



第 二 十 圖



第 二 十 一 圖



第 二 十 二 圖